

PATENT ABSTRACTS OF JAPAN

(11)Publication number : 11-259444

(43)Date of publication of application : 24.09.1999

(51)Int.Cl. G06F 15/18

G06F 17/00

// G05B 13/02

G05D 1/08

(21)Application number : 10-061528

(71)Applicant : TOSHIBA CORP

(22)Date of filing : 12.03.1998

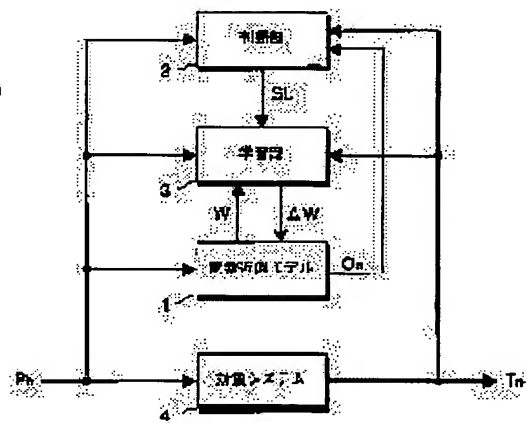
(72)Inventor : KANO MAKOTO

(54) FUNCTION APPROXIMATE MODEL LEARNING DEVICE/METHOD AND STORAGE MEDIUM RECORDING PROGRAM FOR FUNCTION APPROXIMATE MODEL LEARNING

(57)Abstract:

PROBLEM TO BE SOLVED: To efficiently learn a function approximate model without forgetting the learning result of important data or learning mistaken data and without a bias by selecting data to be learnt.

SOLUTION: An object system 4 is the object of approximation and is a system outputting an output signal against an input signal. A function approximate model 1 learns the relation of the input/output signal, which shows what kind of output signal is outputted to what kind of input signal. The model shows the relation of the input/output which the object system 4 has in terms of approximation by the function using a parameter. A judgment part 2 judges whether observed data is used for the learning of the function approximate model 1 or not. A learning part 3 learns the function approximate model 1 by correcting the parameter of the function approximate model 1 by using data which the judgement part 2 judges to use.



LEGAL STATUS

[Date of request for examination]

[Date of sending the examiner's decision of rejection]

[Kind of final disposal of application other than the examiner's decision of rejection or application converted registration]

[Date of final disposal for application]

(19) 日本国特許庁 (J P)

(12) 公開特許公報 (A)

(11) 特許出願公開番号

特開平11-259444

(43) 公開日 平成11年(1999) 9月24日

(51) Int.Cl.⁸
G 0 6 F 15/18
17/00
// G 0 5 B 13/02
G 0 5 D 1/08

識別記号
5 2 0

F I
G 0 6 F 15/18 5 2 0 P
G 0 5 B 13/02 L
G 0 5 D 1/08 A
G 0 6 F 15/20 F

審査請求 未請求 請求項の数13 O L (全 23 頁)

(21) 出願番号 特願平10-61528
(22) 出願日 平成10年(1998) 3月12日

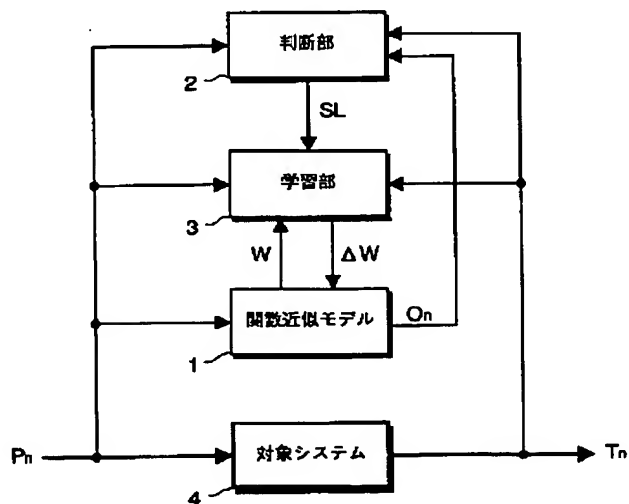
(71) 出願人 000003078
株式会社東芝
神奈川県川崎市幸区堀川町72番地
(72) 発明者 加納 誠
神奈川県川崎市幸区柳町70番地 株式会社
東芝柳町工場内
(74) 代理人 弁理士 木内 光春

(54) 【発明の名称】 関数近似モデル学習装置及び方法並びに関数近似モデル学習用プログラムを記録した記録媒体

(57) 【要約】

【課題】 学習するデータを選ぶことで、重要なデータの学習結果を忘れたり間違ったデータを学習することなく、偏りなく効率よく関数近似モデルを学習させる。

【解決手段】 対象システム4は近似しようとする対象で、入力信号に対して出力信号を出す何らかのシステムである。関数近似モデル1は、対象システム4が、どのような入力信号に対してどのような出力信号を出力するかという入出力信号の関係を学習するモデルで、対象システム4が持っている入出力の関係を、パラメータを使った関数で近似的に表したものである。判断部2は、観測されたデータを関数近似モデル1の学習に使うかどうかを判断する部分である。学習部3は、判断部2が学習に使うと判断したデータを使って関数近似モデル1のパラメータを修正することで、関数近似モデル1を学習させる部分である。



【特許請求の範囲】

【請求項 1】 入力信号とこれに対応する教師信号とを含むデータを使って関数近似モデルを学習させる関数近似モデル学習装置において、

入力信号に対応する教師信号と、この入力信号を与えたときに前記関数近似モデルが出力する出力信号との間に予め決めた基準値より大きい誤差が発生したときに、その誤差の発生原因に基づいて、当該データを前記関数近似モデルの学習に使うかどうかを判断する判断部と、前記判断部が学習に使うと判断したデータを使って前記関数近似モデルを学習させる学習部と、を備えたことを特徴とする関数近似モデル学習装置。

【請求項 2】 入力信号とこれに対応する教師信号とを含むデータを使って関数近似モデルを学習させる関数近似モデル学習装置において、

入力信号に対応する教師信号と、この入力信号を与えたときに前記関数近似モデルが出力する出力信号との間に予め決めた基準値より大きい誤差が発生したときに、その誤差の発生原因に基づいて、当該データを前記関数近似モデルのための学習データとして保存するかどうかを判断する判断部と、

前記判断部が保存すると判断したデータを保存する学習データ保存部と、

前記学習データ保存部が保存しているデータを使って前記関数近似モデルを学習させる学習部と、

を備えたことを特徴とする関数近似モデル学習装置。

【請求項 3】 前記判断部は、入力信号に対応する教師信号と、この入力信号を与えたときに前記関数近似モデルが出力する出力信号との間に予め決めた基準値より大きい誤差が発生したときに、その誤差の発生原因に基づいて、前記学習データ保存部に保存されている学習データを消去するかどうかを判断するように構成され、前記学習データ保存部は、前記判断部が消去すると判断した学習データを消去するように構成されたことを特徴とする請求項 2 記載の関数近似モデル学習装置。

【請求項 4】 前記判断部は、入力信号に対応する教師信号と、この入力信号を与えたときに前記関数近似モデルが出力する出力信号との間に予め決めた基準値より大きい誤差が発生したことを検出する手段と、前記予め決めた基準値より大きい誤差が発生したことが検出されたときに、その誤差の発生原因を判定する手段と、

判定された発生原因に基づいて、当該誤差の発生しているデータについて、学習データに関する決定を行う手段と、

を備えたことを特徴とする請求項 1 から 3 のいずれか 1 つに記載の関数近似モデル学習装置。

【請求項 5】 前記関数近似モデルとして神経回路モデルを使い、

前記学習部は、神経回路モデルの学習計算によって、その関数近似モデルに含まれるパラメータの修正量を計算するように構成されたことを特徴とする請求項 1 から 4 のいずれか 1 つに記載の関数近似モデル学習装置。

【請求項 6】 前記判断部は、前記関数近似モデルから出力される出力信号、前記データに含まれる入力信号及び教師信号のうち少なくとも 1 つについて、予め決めた時間の間に得られた複数の信号に基づいて前記判断を行うように構成されたことを特徴とする請求項 1 から 5 のいずれか 1 つに記載の関数近似モデル学習装置。

【請求項 7】 前記判断部は、前記関数近似モデルから出力される出力信号、前記データに含まれる入力信号及び教師信号のうち少なくとも 1 つについて、予め決めた時間の間に得られた複数の信号に含まれる周波数成分に基づいて前記判断を行うように構成されたことを特徴とする請求項 1 から 6 のいずれか 1 つに記載の関数近似モデル学習装置。

【請求項 8】 前記判断部は、前記誤差の発生原因として少なくとも、前記関数近似モデルが近似している対象の変化と、前記関数近似モデルの故障と、入力信号あるいは教師信号に含まれるノイズと、を判別するように構成されたことを特徴とする請求項 1 から 7 のいずれか 1 つに記載の関数近似モデル学習装置。

【請求項 9】 入力信号とこれに対応する教師信号とを含むデータを使って関数近似モデルを学習させる関数近似モデル学習方法において、

入力信号に対応する教師信号と、この入力信号を与えたときに前記関数近似モデルが出力する出力信号との間に予め決めた基準値より大きい誤差が発生したときに、その誤差の発生原因に基づいて、当該データを前記関数近似モデルの学習に使うかどうかを判断するステップと、学習に使うと判断されたデータを使って前記関数近似モデルを学習させるステップと、を含むことを特徴とする関数近似モデル学習方法。

【請求項 10】 入力信号とこれに対応する教師信号とを含むデータを使って関数近似モデルを学習させる関数近似モデル学習方法において、

入力信号に対応する教師信号と、この入力信号を与えたときに前記関数近似モデルが出力する出力信号との間に予め決めた基準値より大きい誤差が発生したときに、その誤差の発生原因に基づいて、当該データを前記関数近似モデルのための学習データとして保存するかどうかを判断するステップと、

前記判断部が保存すると判断したデータを保存するステップと、

保存されているデータを使って前記関数近似モデルを学習させるステップと、

を含むことを特徴とする関数近似モデル学習方法。

【請求項 11】 入力信号に対応する教師信号と、この入力信号を与えたときに前記関数近似モデルが出力する

出力信号との間に予め決めた基準値より大きい誤差が発生したときに、その誤差の発生原因に基づいて、保存されている学習データを消去するかどうかを判断するステップと、
消去すると判断された学習データを消去するステップと、
を含むことを特徴とする請求項 10 記載の関数近似モデル学習方法。

【請求項 12】 前記判断するステップは、前記関数近似モデルから出力される出力信号、前記データに含まれる入力信号及び教師信号のうち少なくとも 1 つについて、予め決めた時間の間に得られた複数の信号に基づいて前記判断を行うことを特徴とする請求項 9 から 11 のいずれか 1 つに記載の関数近似モデル学習方法。

【請求項 13】 コンピュータを用いて、入力信号とこれに対応する教師信号とを含むデータを使って関数近似モデルを学習させる関数近似モデル学習用プログラムを記録した記録媒体において、
そのプログラムは前記コンピュータに、
入力信号に対応する教師信号と、この入力信号を与えたときに前記関数近似モデルが出力する出力信号との間に予め決めた基準値より大きい誤差が発生したときに、その誤差の発生原因に基づいて、当該データを前記関数近似モデルの学習に使うかどうかを判断させ、
学習に使うと判断されたデータを使って前記関数近似モデルを学習させることを特徴とする関数近似モデル学習用プログラムを記録した記録媒体。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】本発明は、制御、予測、認識などに使う関数近似モデルを学習させる技術の改良に関するもので、より具体的には、学習するデータを選ぶことで、重要なデータの学習結果を忘れたり間違ったデータを学習することなく、偏りなく効率よく学習するようにしたものである。

【0002】

【従来の技術】いろいろな対象の振る舞いを近似的に表すモデルとして、関数近似モデルが知られている。関数近似モデルは、制御、予測、認識などの対象について、どのような入力に対してどのような出力を示すかという入出力の関係を、パラメータを使った関数で近似するものである。この関数近似モデルは、人工衛星の制御系、汚水処理システム、手書き文字認識システム、電力需要予測など、いろいろな対象に適用することができる。

【0003】この関数近似モデルで対象の振る舞いを近似するには、実際の対象がどのような入力信号に対してどのような出力信号を出したかという観測データを多数用意し、この観測データと同じような入出力の関係を示すように関数近似モデルのパラメータを調整する。このような調整を学習と呼び、学習に使うデータを学習デー

タと呼ぶ。また、コンピュータを使って関数近似モデルにこのような学習をさせる装置は関数近似モデル学習装置と呼ばれる。

【0004】この学習に使う個々の学習データは、入力信号と、この入力信号に対して対象が出力した出力信号との組であり、学習データを構成する出力信号を教師信号や教師情報と呼ぶ。学習の際には、学習データの入力信号を関数近似モデルに与えて出力信号を計算させ、関数近似モデルが出した出力信号と教師信号との誤差が小さくなるように関数近似モデルのパラメータを調整してゆく。このような学習をした関数近似モデルは、実際の対象を近似した入出力を示す。

【0005】従来、制御や予測、認識などに利用されるこのような関数近似モデルの学習方法としては、過去の観測データを用いて関数近似モデルの学習を前もって行い、学習後の関数近似モデルを使って制御や予測、認識などを実行するオフライン学習法が主であった。但し、オフライン学習法では、制御対象、予測対象あるいは認識対象の特性が運用中に変わると、正確な制御や予測、認識ができなくなる。そのため、制御や予測、認識などの実行を停止し、関数近似モデルの再学習を行わなければならない。

【0006】しかし、例えば、人工衛星の制御に関数近似モデルを応用する場合には、人工衛星を制御し続けなければならない。また、例えば下水処理プロセスの予測モデルに関数近似モデルを応用する場合には、水温によっても下水処理プロセスの特性が変化するため、連続的に緩やかな特性変化が起きる。従って、正確な予測を維持するためには、常に学習し続けることが必要になる。

【0007】さらに、ユーザの書いた手書き文字を認識するシステムに関数近似モデルを応用する場合には、ユーザが認識システムを利用する中で、関数近似モデルが正しく認識できるように、ユーザの書く文字の特徴を学習することが望まれる。

【0008】このように、制御対象、予測対象あるいは認識対象などの特性変化に追従して近似の正確さを保つには、制御や予測、認識などの実行時に、観測されるデータを用いて同時に学習も行うことが必要になる。このように関数近似モデルの運用中に学習もさせる手法をオンライン学習法と呼ぶ。

【0009】

【発明が解決しようとする課題】しかし、従来のオンライン学習法では、

(1) 観測されるデータを全て学習することは計算コストがかかる。

(2) 観測ノイズなどを含んだ間違ったデータを学習することがある。

(3) 似ているデータが多く観測される場合、そのデータについては誤差が 0 に近づくまで学習できるが、それ

以外のデータについては学習できていないといった偏った学習結果になる。

(4) 通常頻繁に観測される重要でないデータがある一方、観測される頻度は低いが、観測された場合には正確な制御や予測、認識などが必要な重要なデータがあるとき、前者のありふれたデータを繰り返し学習することによって、後者の重要なデータの学習結果が忘れられてしまう。などの問題がある。

【0010】本発明は、上に述べたような従来技術の問題点を解決するために提案されたもので、その目的は、学習するデータを選ぶことで、重要なデータの学習結果を忘れたり間違ったデータを学習することなく、偏りなく効率よく学習する技術を提供することである。

【0011】

【課題を解決するための手段】上に述べた目的を達成するために、請求項1の発明は、入力信号とこれに対応する教師信号とを含むデータを使って関数近似モデルを学習させる関数近似モデル学習装置において、入力信号に対応する教師信号と、この入力信号を与えたときに前記関数近似モデルが出力する出力信号との間に予め決めた基準値より大きい誤差が発生したときに、その誤差の発生原因に基づいて、当該データを前記関数近似モデルの学習に使うかどうかを判断する判断部と、前記判断部が学習に使うと判断したデータを使って前記関数近似モデルを学習させる学習部と、を備えたことを特徴とする。請求項4の発明は、請求項1から3のいずれか1つに記載の関数近似モデル学習装置において、前記判断部は、入力信号に対応する教師信号と、この入力信号を与えたときに前記関数近似モデルが出力する出力信号との間に予め決めた基準値より大きい誤差が発生したことを検出する手段と、前記予め決めた基準値より大きい誤差が発生したことが検出されたときに、その誤差の発生原因を判定する手段と、判定された発生原因に基づいて、当該誤差の発生しているデータについて、学習データに関する決定を行う手段と、を備えたことを特徴とする。請求項9の発明は、請求項1の発明を方法という観点からとらえたもので、入力信号とこれに対応する教師信号とを含むデータを使って関数近似モデルを学習させる関数近似モデル学習方法において、入力信号に対応する教師信号と、この入力信号を与えたときに前記関数近似モデルが出力する出力信号との間に予め決めた基準値より大きい誤差が発生したときに、その誤差の発生原因に基づいて、当該データを前記関数近似モデルの学習に使うかどうかを判断するステップと、学習に使うと判断されたデータを使って前記関数近似モデルを学習させるステップと、を含むことを特徴とする。請求項13の発明は、請求項1の発明をコンピュータプログラムを記録した記録媒体という観点からとらえたもので、コンピュータを用いて、入力信号とこれに対応する教師信号とを含むデータを使って関数近似モデルを学習させる関数近似モデル

学習用プログラムを記録した記録媒体において、そのプログラムは前記コンピュータに、入力信号に対応する教師信号と、この入力信号を与えたときに前記関数近似モデルが出力する出力信号との間に予め決めた基準値より大きい誤差が発生したときに、その誤差の発生原因に基づいて、当該データを前記関数近似モデルの学習に使うかどうかを判断させ、学習に使うと判断されたデータを使って前記関数近似モデルを学習させることを特徴とする。請求項1, 4, 9, 13の発明では、関数近似モデルの出力信号との誤差が大きい観測データについては、誤差がなぜ発生したかに応じて学習に使うかどうか判断される。このため、全てのデータを一律に学習に使うときと比べて学習計算のコストが減少し、また、ノイズが混入した観測データなどの間違ったデータを学習することがなくなる。なお、データを学習に使うかどうかの判断は、発生原因を理論的に特定しなくとも、結果的に発生原因に基づいていればよい。例えば、予め決めた基準にあてはまるデータを機械的に学習データから除くことで、ノイズの入ったデータが結果的に排除されるような例も本発明の一態様である。

【0012】請求項2の発明は、入力信号とこれに対応する教師信号とを含むデータを使って関数近似モデルを学習させる関数近似モデル学習装置において、入力信号に対応する教師信号と、この入力信号を与えたときに前記関数近似モデルが出力する出力信号との間に予め決めた基準値より大きい誤差が発生したときに、その誤差の発生原因に基づいて、当該データを前記関数近似モデルのための学習データとして保存するかどうかを判断する判断部と、前記判断部が保存すると判断したデータを保存する学習データ保存部と、前記学習データ保存部が保存しているデータを使って前記関数近似モデルを学習させる学習部と、を備えたことを特徴とする。請求項10の発明は、請求項2の発明を方法という観点からとらえたもので、入力信号とこれに対応する教師信号とを含むデータを使って関数近似モデルを学習させる関数近似モデル学習方法において、入力信号に対応する教師信号と、この入力信号を与えたときに前記関数近似モデルが出力する出力信号との間に予め決めた基準値より大きい誤差が発生したときに、その誤差の発生原因に基づいて、当該データを前記関数近似モデルのための学習データとして保存するかどうかを判断するステップと、前記判断部が保存すると判断したデータを保存するステップと、保存されているデータを使って前記関数近似モデルを学習させるステップと、を含むことを特徴とする。請求項2, 4, 10の発明では、関数近似モデルの出力信号との誤差が大きいデータも、誤差の発生原因によっては学習データとして保存しておくことができる。このため、学習が足りない領域のデータを保存しておいて学習に使うことで学習の偏りをなくすることができる。また、発生頻度は低いが、発生した場合に正確な制御や予測が

必要な重要なデータを保存しておき、繰り返し学習することで忘れないようにすることができる。

【0013】請求項3の発明は、請求項2記載の関数近似モデル学習装置において、前記判断部は、入力信号に対応する教師信号と、この入力信号を与えたときに前記関数近似モデルが出力する出力信号との間に予め決めた基準値より大きい誤差が発生したときに、その誤差の発生原因に基づいて、前記学習データ保存部に保存されている学習データを消去するかどうかを判断するように構成され、前記学習データ保存部は、前記判断部が消去すると判断した学習データを消去するように構成されたことを特徴とする。請求項11の発明は、請求項3の発明を方法という観点からとらえたもので、請求項10記載の関数近似モデル学習方法において、入力信号に対応する教師信号と、この入力信号を与えたときに前記関数近似モデルが出力する出力信号との間に予め決めた基準値より大きい誤差が発生したときに、その誤差の発生原因に基づいて、保存されている学習データを消去するかどうかを判断するステップと、消去すると判断された学習データを消去するステップと、を含むことを特徴とする。請求項3、4、11の発明では、関数近似モデルの出力信号との誤差が大きいデータがあるとき、誤差の発生原因によっては、保存されている学習データを消去することもできる。このため、観測データの特性が変化したような場合は、それまでの学習データを消去し新しい観測データを学習データとして取り込むことで、対象の特性変化に効果的に追従することができる。

【0014】請求項5の発明は、請求項1から4のいずれか1つに記載の関数近似モデル学習装置において、前記関数近似モデルとして神経回路モデルを使い、前記学習部は、神経回路モデルの学習計算によって、その関数近似モデルに含まれるパラメータの修正量を計算するように構成されたことを特徴とする。請求項5の発明では、神経回路モデルのための誤差逆伝搬学習法（バックプロパゲーション）などの学習計算で関数近似モデルのパラメータを修正するので、パターン認識などに使う神経回路モデルを正しく効率よく学習させることができる。

【0015】請求項6の発明は、請求項1から5のいずれか1つに記載の関数近似モデル学習装置において、前記判断部は、前記関数近似モデルから出力される出力信号、前記データに含まれる入力信号及び教師信号のうち少なくとも1つについて、予め決めた時間の間に得られた複数の信号に基づいて前記判断を行うように構成されたことを特徴とする。請求項12の発明は、請求項6の発明を方法という観点からとらえたもので、請求項9から11のいずれか1つに記載の関数近似モデル学習方法において、前記判断するステップは、前記関数近似モデルから出力される出力信号、前記データに含まれる入力信号及び教師信号のうち少なくとも1つについて、予め決めた時間の間に得られた複数の信号に基づいて前記判

断を行うことを特徴とする。請求項6、12の発明では、データの誤差が基準値以上かどうか、誤差の発生原因は何か、データを学習などに使うかどうかといった判断を、最新の信号だけでなく、一定の時間内に得られた複数の信号、つまり時系列情報に基づいて行う。このため、判断の根拠となる情報が多くなり、判断が正確になる。

【0016】請求項7の発明は、請求項1から6のいずれか1つに記載の関数近似モデル学習装置において、前記判断部は、前記関数近似モデルから出力される出力信号、前記データに含まれる入力信号及び教師信号のうち少なくとも1つに含まれる周波数成分に基づいて前記判断を行うように構成されたことを特徴とする。請求項7の発明では、ノイズのない観測信号に対してノイズの周波数は高いと考えられることから、制御への応用において、与えられた入力信号や教師信号といった観測信号から、高周波数成分がある基準値以上検出された場合、その観測信号にノイズが混入したと判断して、その時系列データなどのデータを学習データとして採用しない。このため、ノイズを含むデータを簡単な手法で容易に学習対象から除くことができる。また、入力信号にノイズは含まれず、関数近似モデルの出力信号にノイズが含まれる場合には、関数近似モデル内部の故障と判断することもできる。

【0017】請求項8の発明は、請求項1から7のいずれか1つに記載の関数近似モデル学習装置において、前記判断部は、前記誤差の発生原因として少なくとも、入力信号あるいは教師信号に含まれるノイズと、前記関数近似モデルの故障と、それ以外の原因と、を判別するように構成されたことを特徴とする。請求項8の発明では、誤差の発生原因として、入力信号あるいは教師信号に含まれるノイズと、前記関数近似モデルの故障と、それ以外の原因、例えば関数近似モデルが近似している対象の変化、といった原因を判別し、それぞれにふさわしい処理をすることで、効果的な学習が可能になる。

【0018】

【発明の実施の形態】次に、本発明の実施の形態（以下「本実施形態」という）について、図面を参照して説明する。なお、本発明は、コンピュータやその周辺機器を、ソフトウェアで制御することで実現することが可能で、この場合、キーボードやマウスなどの入力装置で情報を入力し、CRTモニターやプリンタなどの出力装置で情報を出力できる。また、レジスタ、メモリ、外部記憶装置などの記憶装置には、いろいろな情報をさまざまな形式で、一時的に保存したり永続的に保存できる。そして、CPUは、上に述べたソフトウェアにしたがって、これらの情報に加工や判断といった処理を加え、さらに、処理の順序を制御することができる。

【0019】また、コンピュータを制御するソフトウェアは、この出願に記述している処理に対応した命令を組

み合わせることで作ることができ、作ったソフトウェアは、コンパイラやインタプリタなどの処理系によって実行されることで、上に述べたいろいろなハードウェア資源を活用する。

【0020】但し、本発明を具体的にはどのように実現するかについてはいろいろ変更することができ、例えば、本発明の装置と外部との間で情報をやりとりするには、フロッピーディスクなどの着脱できる記録媒体やネットワーク接続装置を使うこともできる。また、使うCPUのタイプやプログラミング言語の種類は自由であり、さらに、本発明を実現するソフトウェアを記録したCD-ROMのような記録媒体は、それ単独でも本発明の一態様である。また、本発明の機能の一部をLSIなどの物理的な電子回路で実現することも可能である。

【0021】以上のように、コンピュータで本発明をどのように実現するかはいろいろ変更できるので、以下では、本発明の各機能を実現する仮想的回路ブロックを使って本発明の実施の形態を説明する。なお、後に述べる実施例についても同様である。

【0022】〔1. 第1実施形態〕第1実施形態は、請求項1, 9, 13に対応するもので、関数近似モデルによる出力との誤差が大きいデータについて、誤差の発生原因に応じて学習に使うかどうかを判断することで、間違ったデータを学習することなく効率よく学習を行うものである。

【0023】〔1-1. 構成〕まず、図1は、第1実施形態の構成を示す機能ブロック図である。この図に示すように、第1実施形態は、関数近似モデル1と、判断部2と、学習部3と、対象システム4と、を備えている。このうち対象システム4は、関数近似モデル1が近似しようとする対象であり、入力信号に対して出力信号を出す何らかのシステムであるが、具体的にはどのようなものを対象としてもよい。また、関数近似モデル1は、対象システム4が、どのような入力信号に対してどのような出力信号を出力するかという入出力信号の関係を学習するモデルであり、対象システム4が持っている入出力の関係を、パラメータを使った関数で近似的に表したものである。

【0024】そして、学習対象となる対象システム4では外部から入力信号Pが入力され、出力信号Tが外部に出力される。この入力信号と出力信号を単位時間 Δt 毎に観測したデータを (P_i, T_i) ($i=0, 1, 2, \dots$)と表し、現時刻 $n \Delta t$ の観測データを (P_n, T_n) で表す。この場合、関数近似モデル1は、 P_i を入力信号、 T_i を教師信号として学習を行う。

【0025】また、判断部2は、観測されたデータを関数近似モデル1の学習に使うかどうかを判断する部分である。また、学習部3は、判断部2が学習に使うと判断したデータを使って関数近似モデル1のパラメータを修正することで、関数近似モデル1を学習させる部分であ

る。

【0026】〔1-2. 作用〕上に述べたような構成を備えた第1実施形態では、対象システム4の特性が時々刻々と変化することで、観測データの入力信号 P_i と出力信号 T_i の関係が変化する場合、関数近似モデル1は最新の観測データ (P_n, T_n) を使い、オンライン学習法によって対象システム4の特性変化に追従してゆくが、観測された個々のデータは一律に学習に使われるのではなく、次のように選ばれたデータで学習が行われる。

【0027】ここで、第1実施形態での計算手順を図2のフローチャート（流れ図）に示す。なお、この流れ図は単位となる時間ごとの手順を示したもので、この手順を単位となる時間ごとに繰り返すことによって学習が行われてゆく。

【0028】〔1-2-1. 順方向計算〕まず、決まった間隔の時刻ごとに、対象システム4に入力された入力信号 P_n と、この入力信号 P_n に対して対象システム4が出力した出力信号 T_n との組が、観測データとして得られる。そして、この観測データ (P_n, T_n) が得られる度に、この観測データ (P_n, T_n) を構成する入力信号 P_n が関数近似モデル1に入力され、関数近似モデル1は、入力されたデータ入力信号 P_n と、関数近似モデル1が持つパラメータ W に基づいて、順方向計算によって出力信号 O_n を算出する（ステップ1）。

【0029】〔1-2-2. 学習するかどうかの判断〕判断部2は、このように関数近似モデル1が算出した出力信号 O_n と観測データ (P_n, T_n) に基づいて、この観測データ (P_n, T_n) を学習データとして学習するかを判断する（ステップ2）。つまり、観測データ (P_n, T_n) を学習データとしてみると、出力信号 T_n は入力信号 P_n に対応する教師信号 T_n である。

【0030】判断部2は、この入力信号 P_n に対応する教師信号 T_n と、この入力信号 P_n を与えたときに関数近似モデル1が出力した出力信号 O_n との間に予め決めた基準値より大きい誤差が発生したときに、その誤差の発生原因に基づいて、当該データ (P_n, T_n) を前記関数近似モデル1の学習に使うかどうかを判断する。

【0031】具体的には、関数近似モデル1の出力信号 O_n と対象システム4からの出力信号 T_n の誤差がある基準値 e より大きい場合に、その誤差が発生した原因を分析し、その原因に応じて、関数近似モデル1が観測データ (P_n, T_n) を使って学習計算を行うべきか、行わないべきかを判断する。

【0032】例えば、誤差の原因が、観測データにノイズが混入していることである場合はそのデータについては学習計算を行わないべきであり、誤差の原因が対象システム4の特性変化である場合は、そのデータについて学習計算を行うべきである。そして、ステップ2の判断で、学習しない（No）と判断されると図2の手順は終

了するが、学習計算を行うべきである (Yes) と判断された場合は、判断部 2 から学習部 3 に対して学習司令 SL が出力される (図 1)。

【0033】〔1-2-3. 学習計算とパラメータの修正〕学習部 3 は、判断部 2 からの学習司令 SL を受け取ると、観測データ (P_n , T_n) を学習データとして、関数近似モデル 1 のパラメータ W を使って学習計算を行うことで、関数近似モデル 1 のパラメータ W の修正量 ΔW を計算し (ステップ 3)、関数近似モデル 1 に渡す。関数近似モデル 1 は学習部 3 からパラメータの修正量 ΔW を受け取り、パラメータ W を修正する (ステップ 4)。

【0034】〔1-3. 効果〕以上のように、第 1 実施形態では、すべての観測データを学習に利用するのではなく、関数近似モデルの出力信号との誤差が大きいデータについては誤差がなぜ発生したかに応じて学習に使うかどうか判断される。そして、学習に利用すべきと判断された観測データだけが学習に利用されるので、全てのデータを一律に学習に使うときと比べて学習計算のコストが減少し、また、ノイズが混入した観測データなどの間違ったデータを学習することをなくしながら、オンライン学習によって対象システムの特性変化に追従することができる。

【0035】なお、データを学習に使うかどうかは、発生原因に基づいて判断したことに結果的になっていればよく、発生原因を理論的に特定しなくとも、例えば、ある限度を越えたらつきのあるデータを機械的に学習データから除くことでノイズの入ったデータが排除されているような例も本発明の一態様である。

【0036】〔2. 第 2 実施形態〕第 2 実施形態は、請求項 2, 3, 10, 11 に対応するもので、誤差がどのような原因で発生したかに応じて、観測されたデータを学習データとして保存するかどうか、また、すでに保存されている学習データについても消去するかどうかを判断するようにしたものである。

【0037】〔2-1. 構成〕まず、図 3 は、第 2 実施形態の構成を示す機能ブロック図である。この図に示すように、第 2 実施形態は、第 1 実施形態の構成 (図 1) に加えて、学習データを保存する学習データ保存部 5 を備えている。また、第 2 実施形態における判断部 202 は、与えられた観測データについて、入力信号に対応する教師信号と、この入力信号を与えたときに関数近似モデル 1 が出力する出力信号との間に予め決めた基準値より大きい誤差が発生したときに、その誤差の発生原因に基づいて、その観測データを関数近似モデル 1 のための学習データとして学習データ保存部 5 に保存するかどうか、また、学習データ保存部 5 に保存されている学習データを消去するかどうかを判断するように構成されている。

【0038】また、学習データ保存部 5 は、判断部 20

2 が保存すると判断したデータを学習データとして保存し、また、判断部 202 が消去すると判断した学習データを消去するように構成されている。さらに、第 2 実施形態における学習部 302 は、学習データ保存部 5 が保存しているデータを使って関数近似モデル 1 を学習させるように構成されている。

【0039】〔2-2. 作用〕上に述べたような構成を有する第 2 実施形態での処理手順を図 4 のフローチャートに示す。なお、図 4 のフローチャートは、図 2 に同様、単位となる時間ごとの手順を示したもので、この手順を単位となる時間ごとに繰り返すことによって学習が行われてゆく。

【0040】〔2-2-1. 順方向計算〕すなわち、与えられた観測データ (P_n , T_n) の入力信号 P_n が関数近似モデル 1 に入力され、関数近似モデル 1 は、入力されたデータ入力信号 P_n と、関数近似モデル 1 が持つパラメータ W に基づき、順方向計算によって出力信号 O_n を算出する (ステップ 21)。

【0041】〔2-2-2. 学習データの消去と保存〕そして、判断部 202 は、このように関数近似モデル 1 が算出した出力信号 O_n と、データ (P_n , T_n) とに基づいて、学習データ保存部 5 に保存されている学習データを消去するかを判断する (ステップ 22, 24)。

【0042】この判断では、入力信号 P_n に対応して対象システム 4 が出力した出力信号 T_n と、この入力信号 P_n を与えたときに関数近似モデル 1 が出力した出力信号 O_n との誤差がある値 e より大きい場合に、その誤差が発生した原因を分析し、その原因に応じて観測データを学習データとして学習データ保存部 5 に保存すべきか、保存すべきでないか、また、学習データ保存部 5 に保存されている既存の学習データを消去すべきか消去すべきでないかを判断する。

【0043】例えば、誤差の原因が観測データにノイズが混入していることである場合はそのデータは保存しないべきであり、誤差の原因が対象システム 4 の特性変化である場合は、保存している古い学習データを消去し、現在判断の対象となっている新しい観測データを学習データとして保存すべきである。また、誤差の原因が関数近似モデル 1 の未学習領域のデータであることの場合には、そのデータを学習データとして保存すべきである。

【0044】このような判断において、まずステップ 22 において、学習データ保存部 5 に保存されている学習データを消去しない (No) と判断すると学習データを消去せずにステップ 24 に進むが、消去する (Yes) と判断した場合は、判断部 202 は学習データ保存部 5 に対して消去司令 SD を出力し、学習データ保存部 5 はこの消去司令 SD を受け取ると、保存している学習データ (P_k , T_k) ($k=1, 2, \dots, K$; K は学習データ数) を消去する (ステップ 23)。

【0045】また、ステップ 24 で上に述べたような判

断をした結果、観測データ (Pn, Tn) を学習データとして保存しない (No) と判断するとこの観測データ (Pn, Tn) を学習データとして保存せずにステップ 26 に進むが、保存する (Yes) と判断した場合は、判断部 202 は学習データ保存部 5 に対して保存司令 SS を出力し、学習データ保存部 5 はこの保存司令 SS を受け取ると、データ (Pn, Tn) を学習データとして保存する (ステップ 25)。

【0046】〔2-2-3. 学習計算とパラメータの修正〕続いて、学習部 302 は、学習データ保存部 5 に保存されている学習データ (Pk, Tk) (k=1, 2, ..., K) と関数近似モデル 1 が持っているパラメータ W を使って学習計算を行うことで、関数近似モデル 1 のパラメータ W の修正量 ΔW を計算し、関数近似モデル 1 に対して出力する。すると、関数近似モデル 1 は学習部 302 から受け取ったパラメータの修正量 ΔW を使って、パラメータ W を修正する。

【0047】このような学習計算とパラメータ修正をするとき、学習データ保存部 5 に保存されている学習データのうち、どの範囲の学習データを使うかは関数近似モデルを使う目的や毎回どのくらいの計算時間を使えるかといった事情に合わせて決めればよい。例えば、全てのデータについて毎回学習をやり直してもよいが、例えば、新しく保存された学習データだけについて学習したり、前回の学習から一定以上の時間が経った学習データについて学習するなど考えられる。

【0048】また、データ (Pn, Tn) を学習データとして学習データ保存部 5 に保存するかという判断と、学習データ保存部 5 に保存されている学習データを消去するかという判断とは、互いに別々の判断部に行わせる実施形態も有り得るし、また、学習部 302 が計算した修正量 ΔW を関数近似モデル 1 に渡すのではなく、例えば、学習部 302 が関数近似モデル 1 からパラメータ W を一旦受け取り、学習計算によって求められたパラメータの修正量 ΔW を使ってこのパラメータ W を修正し、修正し終えたパラメータ W を関数近似モデル 1 に出力するようにしてもよい。

【0049】〔2-3. 効果〕以上のように、第 2 実施形態では、関数近似モデルの出力信号との誤差が大きいデータも、誤差の発生原因によっては学習データとして保存しておくことができる。このため、学習が足りない領域のデータを保存しておき、広範な学習データを利用することで学習の偏りをなくすることができる。また、発生頻度は低いが発生した場合に正確な制御や予測が必要な重要なデータを保存しておき、繰り返し学習することで重要なデータの学習結果を忘れないようにすることができる。

【0050】また、第 2 実施形態では、関数近似モデルの出力信号との誤差が大きいデータがあるとき、誤差の発生原因によっては、保存されている学習データを消去

することもできる。このため、観測データの特徴が変化したような場合は、それまでの学習データを消去し、新しい観測データを学習データとして取り込むことにより、対象の特性変化に効果的に追従することができる。

【0051】〔3. 第 3 実施形態〕第 3 実施形態は、請求項 5 に対応するもので、第 1 及び第 2 実施形態で示したように、関数近似モデルに入力信号を与えて出力信号を求める順方向計算をする場合と、学習部でパラメータの修正量を求める学習計算をする場合について、関数近似モデルが多層型神経回路モデルで構成されている場合を例にとって説明するものである。

【0052】〔3-1. 神経回路モデルの構成〕まず、第 3 実施形態で用いる神経回路モデル 6 を図 5 に示す。この神経回路モデル 6 は入力層 7、中間層 8、出力層 9 の 3 層から構成される 3 層型の神経回路モデルであり、入力層 7 は m1 個、中間層 8 は m2 個、出力層 9 は m3 個の神経素子 10 から構成されるとする。ただし、m1, m2, m3 は正の整数で、m1 は入力層 7 の素子数であるからデータの入力信号の要素数に一致し、m3 は出力層 9 の素子数であるから、データの教師信号の要素数に一致する。

【0053】〔3-2. 順方向計算の例〕このような神経回路モデル 6 にデータの入力信号 P が入力されると、関数近似モデルが、神経回路モデル 6 の働きを計算する順方向計算により出力信号が算出される。このとき、神経回路モデル 6 の中間層 8 の神経素子の入出力関数はシグモイド関数

【数 1】

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$

であり、入力層 7、出力層 9 の神経素子の入出力関数は恒等関数とする。

【0054】この場合、入力信号 Pn が神経回路モデル 6 に入力された場合の神経回路モデル 6 の順方向計算は以下のように表される。

【数 2】

$$\begin{aligned}
 x1_i &= P_n^i, \\
 y1_i &= x1_i \quad (i = 1, 2, \dots, m1), \\
 x2_j &= \sum_{i=1}^{m1} W12_{j,i} y1_i - \theta2_j, \\
 y2_j &= \frac{1}{1 + \exp(-x2_j)} \quad (j = 1, 2, \dots, m2), \\
 x3_k &= \sum_{j=1}^{m2} W23_{k,j} y2_j - \theta3_k, \\
 y3_k &= x3_k, \\
 O_n^k &= y3_k \quad (k = 1, 2, \dots, m3).
 \end{aligned}$$

ここで、

【数 3】

$$P_n^i$$

は入力信号 P_n の i 番要素の値、 $x1_i$ は入力層 i 番神経素子入力値、 $y1_i$ は入力層 i 番神経素子出力値、 $x2_j$ は中間層 j 番神経素子入力値、 $y2_j$ は中間層 j 番神経素子出力値、 $W12_{j,i}$ は入力層 i 番神経素子から中間層 j 番神経素子への結合荷重値、 $\theta2_j$ は中間層 j 番神経素子の閾値、 $x3_k$ は出力層 k 番神経素子入力値、 $y3_k$ は出力層 k 番神経素子出力値、 $W23_{k,j}$ は中間層 j 番神経素子から出力層 k 番神経素子への結合荷重値、 $\theta3_k$ は出力層 k 番神経素子の閾値、

【数 4】

$$O_n^k$$

は出力信号 O_n の k 番要素の値を表す。

【0055】〔3-3. 学習計算の例〕また、学習部では神経回路モデル 6 の学習計算により、神経回路モデル 6 のパラメータすなわち結合荷重値と閾値の修正量が算出される。この修正量は、学習データを構成する入力信号を神経回路モデル 6 に入力したときに出力される出力信号と、同じ入力信号に対応している出力信号すなわち教師情報との誤差が小さくなるように決定される。この誤差を計算する誤差関数 E は次のように定義される。

【数 5】

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{m3} (T_n^k - O_n^k)^2$$

ここで、

【数 6】

$$T_n^k$$

は教師信号 T_n の k 番要素の値である。学習計算では、この誤差関数 E の値を減少させるように、神経回路モデル 6 のパラメータ（結合荷重値と閾値）の修正量が算出される。

【0056】この修正量の計算は、誤差逆伝播学習法に従い、次のように行われる。

【数 7】

$$\begin{aligned}
 \Delta W_{23k,j} &= -\epsilon \frac{\partial E}{\partial W_{23k,j}} \\
 &= -\epsilon \frac{\partial E}{\partial y_{3k}} \frac{dy_{3k}}{dx_{3k}} \frac{\partial x_{3k}}{\partial W_{23k,j}} \\
 &= \epsilon (T_n^k - O_n^k) y_{2j} \quad (j = 1, 2, \dots, m_2; k = 1, 2, \dots, m_3)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \Delta \theta_{3k} &= -\epsilon \frac{\partial E}{\partial \theta_{3k}} \\
 &= -\epsilon \frac{\partial E}{\partial y_{3k}} \frac{dy_{3k}}{dx_{3k}} \frac{\partial x_{3k}}{\partial \theta_{3k}} \\
 &= -\epsilon (T_n^k - O_n^k) \quad (k = 1, 2, \dots, m_3)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \Delta W_{12j,i} &= -\epsilon \frac{\partial E}{\partial W_{12j,i}} \\
 &= -\epsilon \sum_{k=1}^{m_3} \frac{\partial E}{\partial y_{3k}} \frac{dy_{3k}}{dx_{3k}} \frac{\partial x_{3k}}{\partial y_{2j}} \frac{dy_{2j}}{dx_{2j}} \frac{\partial x_{2j}}{\partial W_{12j,i}} \\
 &= \epsilon \sum_{k=1}^{m_3} (T_n^k - O_n^k) W_{23k,j} y_{2j} (1 - y_{2j}) y_{1i} \quad (i = 1, 2, \dots, m_1; j = 1, 2, \dots, m_2)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \Delta \theta_{2j} &= -\epsilon \frac{\partial E}{\partial \theta_{2j}} \\
 &= -\epsilon \sum_{k=1}^{m_3} \frac{\partial E}{\partial y_{3k}} \frac{dy_{3k}}{dx_{3k}} \frac{\partial x_{3k}}{\partial y_{2j}} \frac{dy_{2j}}{dx_{2j}} \frac{\partial x_{2j}}{\partial \theta_{2j}} \\
 &= -\epsilon \sum_{k=1}^{m_3} (T_n^k - O_n^k) W_{23k,j} y_{2j} (1 - y_{2j}) \quad (j = 1, 2, \dots, m_2)
 \end{aligned}$$

30

ここで、 $\Delta W_{23k,j}$ は中間層 j 番神経素子から出力層 k 番神経素子への結合荷重値の修正量、 $\Delta \theta_{3k}$ は出力層 k 番神経素子の閾値の修正量、 $\Delta W_{12j,i}$ は入力層 i 番神経素子から中間層 j 番神経素子への結合荷重値の修正量、 $\Delta \theta_{2j}$ は中間層 j 番神経素子の閾値の修正量、 ϵ は学習係数で、正の小さな値である。

【0057】 こうして求められたパラメータ（結合荷重値と閾値）の修正量は関数近似モデルに出力され、関数近似モデルで、パラメータが修正される。

【0058】 【3-4. 効果】 このように、第3実施形態では、神経回路モデルのための誤差逆伝搬法（バックプロパゲーション）などの学習計算で関数近似モデルのパラメータを修正するので、パターン認識など神経回路モデルを正しく効率よく学習させることができる。

【0059】

【実施例】 次に、本発明をより具体化した実施例について、図面を参照して説明する。

【1. 第1実施例】 第1実施例は、上に述べた第1実施形態を人工衛星の制御系に適用することでより具体化したものであり、誤差の発生原因としてどのようなものが

考えられ、それらをどのように判断するか具体例を示すものである。

【0060】 【1-1. 構成】

【1-1-1. 人工衛星と制御】 ここでは説明を簡単にするため、人工衛星は平面上を移動するものとし、このようにXY平面上を移動する人工衛星11を図6に示す。この人工衛星11を制御するときは、人工衛星11上に固定された座標系のX方向の力 f_x 、Y方向の力 f_y 、回転トルク f_θ が操作量 $U = (f_x, f_y, f_\theta)$ として人工衛星11に与えられ、このように与えられた操作量で実際に姿勢制御エンジンなどを作動させた結果として、人工衛星11の位置 (x, y) 、方向 θ 、速度

【数8】

$$(\dot{x}, \dot{y})$$

、角速度

【数9】

$$\dot{\theta}$$

が制御量

【数10】

$$Z = (x, y, \theta, \dot{x}, \dot{y}, \dot{\theta})$$

として観測される。つまり、人工衛星に指示する数値を「操作量」、人工衛星が結果的に示す動きを「制御量」と呼ぶ。

【0061】〔1-1-2. 全体の構成〕第1実施例は、このような人工衛星11の制御器に、関数近似モデル41を組み合わせた人工衛星の制御系であり、図7は、第1実施例の構成を示す機能ブロック図である。すなわち、第1実施例は、人工衛星11と、この人工衛星11を制御するためのフィードバック制御器12と、関数近似モデル41と、判断部42と、学習部43と、を有する。

【0062】このうちフィードバック制御器12は、目標操作量と実際に観測された制御量との誤差に基づき、この誤差を打ち消すように、指示する操作量を加減する制御器である。このように、制御された結果の情報を、制御器の入力に帰還させる制御をフィードバック制御と呼び、フィードバック制御器12は、人工衛星11と共に従来のフィードバック制御系を構成している。

【0063】そして、図7の制御系は、人工衛星11とフィードバック制御器12から構成されるフィードバック制御系に、関数近似モデル41がフィードフォワード制御器として組み込まれた構造をしており、フィードバック制御器12の出力信号Ufnと関数近似モデル41の出力信号Uinの和が操作量Unとして人工衛星に入力される。そして、関数近似モデル41は、フィードバック制御器12の出力信号Ufnを誤差信号として学習する。このような制御系は、フィードバック誤差学習制御系として知られている。第1実施例は、このようなフィードバック誤差学習制御系に、さらに判断部42を付加したものである。

【0064】すなわち、この制御系では、制御対象である人工衛星11には、単位時間Δt毎に操作量が入力されるようになっており、入力された操作量に対して人工衛星11が示す動きは制御量として観測されるものとする。ここで、時刻nΔtに人工衛星11に入力される操作量をUn、時刻(n+1)Δtに観測される制御量をZn+1で表す。なお、これら記号の添字は時刻を表す。

【0065】そして、時刻nΔtの目標制御量

【数11】

$$Z_n^{des}$$

と時刻nΔtに観測された制御量Znとの誤差

【数12】

$$\Delta Z_n = Z_n^{des} - Z_n$$

がフィードバック制御器12への入力となっている。

【0066】そして、フィードバック制御器12は、入力された誤差に応じたフィードバック信号Ufnを出力

するように構成されている。このフィードバック信号Ufnは、制御量の誤差を打ち消すように計算される。例えば、この目標制御量に対して実際の制御量が小さいときは、フィードバック信号Ufnは正の値になり、目標制御量に対して実際の制御量が大きいときは、フィードバック信号Ufnは負の値になる。

【0067】このフィードバック信号Ufnは、関数近似モデル41の出力信号Uinと加算され、操作量Unとして人工衛星11に入力される。そして、関数近似モデル41の出力信号Uinは、目標制御量

【数13】

$$Z_n^{des}$$

を入力信号として計算される。

【0068】このようなフィードバック誤差学習制御系では、関数近似モデル41は、入力信号である目標制御量

【数14】

$$Z_n^{des}$$

に対して、操作量Unを教師信号、すなわちフィードバック信号Ufnを誤差信号として学習を行う。これによって、フィードバック信号Ufnが0になるような、言い換えれば制御量の誤差が0になるような出力信号Uinを関数近似モデル41が出力するようになる。

【0069】〔1-1-3. 判断部の構成〕次に、第1実施例における判断部42の具体的な構成を図8に示す。すなわち、判断部42は、データ記憶部413と、誤差発生判定部414と、ノイズ判定部415と、フィードバック制御器故障判定部416と、原因判定部417と、を備えている。

【0070】このうちデータ記憶部413は、判断に使う情報を記憶しておく部分である。また、誤差発生判定部414は、誤差信号であるフィードバック信号Ufnの成分が予め決めた値より大きくなったとき、そのことを検出して誤差発生信号を出力する部分である。なお、この場合、フィードバック信号Ufnは、入力信号に対応する教師信号と、この入力信号を与えたときに関数近似モデルが出力する出力信号との間の誤差としての意味を持つ。

【0071】また、ノイズ判定部415は、誤差発生信号を受け取ったときに、データ記憶部413に記憶された情報から、制御量にノイズが混入していないかを判定する部分である。また、フィードバック制御器故障判定部416は、誤差発生信号を受け取ったときに、フィードバック制御器12に故障が発生していないかを判定する部分である。

【0072】また、原因判定部417は、ノイズ判定部415、フィードバック制御器故障判定部416による判定結果に基づいて、誤差発生の原因を最終的に判定する

部分である。この原因判定部 417 は、誤差が観測ノイズでなく、フィードバック制御器の故障が原因でもない場合には、学習部 43 に対して学習司令 SL を出力するように構成されている（図 7）。

【0073】そして、これらノイズ判定部 415 と、フィードバック制御器故障判定部 416 と、原因判定部 417 とは、誤差の発生原因を判定する手段を構成している。また、原因判定部 417 は、判定された発生原因に基づいて、当該誤差の発生しているデータを学習に使うかどうかを決定する手段としての役割も持っている。

【0074】〔1-2. 作用〕上に述べたように構成された第 1 実施例の制御系では、第 1 実施形態に示したように、判断部 42 が学習に使うと判断した観測データを使って、学習部 43 が関数近似モデル 41 のパラメータ修正量を計算するが、ここでは、判断部 42 が行う判断の具体的な内容を中心に説明する。

【0075】〔1-2-1. 誤差の発生原因〕まず、観測データを学習に使うかどうかを判断する前提として、制御時に関数近似モデル 41 の出力信号に誤差が発生する原因として、以下の 5 つが考えられる。

1. 人工衛星の特性変化
2. 関数近似モデル 41 の未学習領域の入力信号の入力
3. 関数近似モデル 41 の内部故障
4. 人工衛星の制御量センサ不良（ノイズ混入）
5. フィードバック制御器の故障

このうち、「1. 人工衛星の特性変化」では、特性変化に追従するために関数近似モデル 41 の学習を行う必要があり、「2. 関数近似モデル 41 の未学習領域の入力信号の入力」では、学習領域を広げるために学習しなければならない。また、「3. 関数近似モデル 41 の内部故障」についても、関数近似モデル 41 の一部が故障した場合には、再学習によって健全部分が故障部分を補う必要がある。

【0076】従って、制御時の時刻 $n \Delta t$ に関数近似モデル 41 の出力信号に誤差が発生した時、その原因が「1.」から「3.」の場合にはデータ

【数 15】

$$(Z_n^{des}, U_n)$$

について学習するべきである。しかし、「4. 人工衛星の制御量センサ不良（ノイズ混入）」、「5. フィードバック制御器の故障」の場合は、正しい制御が行われているにも関わらず、誤差信号が大きくなり、間違った学習が行われてしまう恐れがあるので、このデータの学習は行わない方がよい。

【0077】〔1-2-2. 判断の内容〕このような前提で、判断部 42 では、目標制御量

【数 16】

$$Z_n^{des}$$

とフィードバック信号 $U f_n$ と制御量 Z_{n+1} が入力され、関数近似モデル 41 の出力信号に予め決めた基準以上の誤差が発生した場合、その発生原因が上に述べたうち「1.」「2.」「3.」のいずれかであると判定されると、学習司令 SL が出力される。

【0078】判断部 42 によるこのような判断は、次のように行われる。まず、判断部 42 に入力されてくる情報

【数 17】

$$(Z_n^{des}, U f_n, Z_{n+1})$$

はデータ記憶部 413 に記憶され、使うときに取り出される。

【0079】〔1-2-2-1. 誤差発生の判定〕そして、誤差発生判定部 414 は、フィードバック信号 $U f_n$ の成分が予め決めたある値より大きくなると、誤差が発生したと判定して誤差発生信号を出力する。

【0080】〔1-2-2-2. ノイズの判定〕ノイズ判定部 415 は、この誤差発生信号を受け取ると、データ記憶部 413 から人工衛星 11 の制御量について、一定時間前からの時系列情報（ Z_{n-k} , Z_{n-k-1} , ..., Z_n ）（ k は正の整数）を受け取り、この情報を調べること、制御量センサの不良などによるノイズが制御量に混入していないかを判定する。

【0081】このような判定の例としては、例えば、人工衛星 11 の制御量の一定時間前からの時系列情報、つまり制御量の列から周波数成分を分析し、ノイズと考えられる周波数成分を検出することで制御量センサが不良でないかを判定する方法が考えられる。

【0082】すなわち、ノイズのない観測信号に対してノイズの周波数は高いと考えられることから、制御への応用において、与えられた入力信号や教師信号といった観測信号から、高周波数成分がある基準値以上検出された場合、その観測信号にノイズが混入したと判断して、その時系列データなどのデータを学習データとして採用しない。このため、ノイズを含むデータを簡単な手法で容易に学習対象から除くことができる。また、入力信号にノイズは含まれず、関数近似モデルの出力信号にノイズが含まれる場合には、関数近似モデル内部の故障と判断することもできる。

【0083】〔1-2-2-3. 制御器の故障の判定〕また、フィードバック制御器故障判定部 416 は、誤差発生信号を受け取ると、データ記憶部 413 から過去のフィードバック制御器 12 の入出力信号

【数 18】

$$(Z_k^{des} - Z_k, U f_k)$$

を受け取り、この情報を使ってフィードバック制御器 12 に故障が発生していないかを判定する。

【0084】このような判定の例としては、例えば、フ

フィードバック制御器 12 に過去の入力信号
【数 19】

$$Z_k^{des} - Z_k$$

を入力し、この入力信号に対してフィードバック制御器 12 が出力する出力信号と、同じ入力信号に対して過去にフィードバック制御器 12 が出力した出力信号 U_{fk} を比較し、この 2 つが違っていればフィードバック制御器 12 が故障していると判定することが考えられる。

【0085】〔1-2-2-4. 原因の最終的な判定〕そして、原因判定部 417 は、ノイズ判定部 415 とフィードバック制御器故障判定部 416 から渡される判定結果に基づいて、誤差発生の原因を最終的に判定する。この判定では、原因判定部 417 は、誤差の原因が、観測ノイズとフィードバック制御器の故障のいずれでもない場合に、学習司令 SL を学習部 43 に出力する。

【0086】〔1-2-3. 学習計算とパラメータの修正〕学習部 43 はこの学習司令 SL を受け取ると、目標制御量

【数 20】

$$Z_n^{des}$$

を入力信号、操作量 U_n を教師信号として学習計算を行い、関数近似モデル 41 のパラメータ W の修正量 ΔW を関数近似モデル 41 に出力する。そして、関数近似モデル 41 は学習部 43 からパラメータ W の修正量 ΔW を受け取ると、パラメータ W の修正を行う。

【0087】〔1-4. 効果〕以上のように、第 1 実施例では、不適当な観測データは学習に使われないので、関数近似モデル 41 では正しい入出力の関係が保たれる。特に、人工衛星は、燃料消費による質量減少や太陽電池パドルの方向変化により特性が大きく変化するが、宇宙空間で制御を中止して再学習を行うことはできず、制御し続けなければならない。従ってオンライン学習法の必要性が大きい。そして、宇宙空間では宇宙線による故障や観測ノイズが発生するため、上に述べたように、観測データごとに学習に使うかどうかを判断する実益が大きい。

【0088】また、第 1 実施例では、データの誤差が基準値以上かどうか、誤差の発生原因は何か、データを学習などに使うかどうかといった判断を、最新の信号だけでなく、一定の時間内に得られた複数の信号、つまり時系列情報に基づいて行う。このため、判断の根拠となる情報が多くなり、判断が正確になる。

【0089】特に、第 1 実施例では、ノイズのない観測信号に対してノイズの周波数は高いと考えられることから、制御への応用において、与えられた入力信号や教師信号といった観測信号から、高周波数成分がある基準値以上検出された場合、その観測信号にノイズが混入したと判断して、その時系列データなどのデータを学習デー

タとして採用しない。このため、ノイズを含むデータを簡単な手法で容易に学習対象から除くことができる。

【0090】さらに、第 1 実施例では、誤差の発生原因として少なくとも、ノイズと、関数近似モデルの故障と、関数近似モデルが近似している対象の変化と、を判別し、それぞれにふさわしい処理をすることで、効果的な学習が可能になる。

【0091】〔2. 第 2 実施例〕第 2 実施例は、上に述べた第 2 実施形態を、下水処理プロセスの曝気槽の制御に使う溶存酸素濃度予測システムに応用することで、より具体化したものである。

【0092】〔2-1. 曝気槽の構成〕まず、図 9 は下水処理プロセスの一部である曝気槽の概略図である。この曝気槽 18 ではブロア 19 により処理水内に空気が送られ、処理水中の汚泥が攪拌されるとともに汚泥内の微生物が活性化され、処理水中の無機性物質と有機性物質の吸着、吸収が行なわれる。そして、曝気槽 18 では、汚泥内の微生物を活性化させるため、処理水の溶存酸素濃度を一定値に保持する制御が行なわれる。

【0093】すなわち、第 2 実施例は、処理水中の溶存酸素濃度を一定に保つ制御に使うために、一定時間後の溶存酸素濃度を予測する溶存酸素濃度予測システムであり、溶存酸素濃度予測モデルとして関数近似モデルを使ったものである。

【0094】〔2-2. 第 2 実施例の概略的構成〕すなわち、図 10 は、第 2 実施例である溶存酸素濃度予測システムの構成を示す機能ブロック図である。この第 2 実施例は、図 3 に示した第 2 実施形態と同じように、学習データを保存する学習データ保存部 55 を備えていて、判断部 52 は、データを学習データとして学習データ保存部 55 に保存するかどうかと、学習データ保存部 55 に保存されている学習データを消去するかどうかの判断を行う。

【0095】また、この例では、下水処理プロセス 21 では曝気風量 Q_{aern} が操作量として入力され、下水流入量 Q_{infn} 、溶存酸素濃度 DO_n が観測される。また、溶存酸素濃度 DO には、曝気槽 18 に与えられる曝気風量 Q_{aer} と、下水流入量 Q_{inf} が大きく影響する。このため、溶存酸素濃度予測モデルである関数近似モデル 51 には、曝気風量 Q_{aern} と、下水流入量 Q_{infn} と、現在の溶存酸素濃度 DO_n が入力され、一単位時間後の溶存酸素濃度の予測値

【数 21】

$$\hat{DO}_{n+1}$$

が出力される。

【0096】なお、関数近似モデル 51 の入力信号は、ある 1 つの時刻のデータだけでなく、過去のデータも含めた複数時刻のデータ (Q_{aern} , Q_{aern-1} , ..., Q_{aern-h} , Q_{infn} , Q_{infn-1} , ..., Q_{inf})

$n-h$, DO_n , DO_{n-1} , ..., DO_{n-h}) (h は正の整数)にしてもよい。また、単位時間後の溶存酸素濃度を予測するだけでなく、複数単位時間後の溶存酸素濃度を予測する場合もあるが、ここでは説明を簡単にするため、一時刻分のデータを入力信号とし、一単位時間後の溶存酸素濃度を予測する場合について説明する。

【0097】〔2-3. 誤差の発生原因〕この第2実施例における関数近似モデル51は、出力した溶存酸素濃度の予測値(以下「予測値」と呼ぶ)に対して、実際の溶存酸素濃度(以下「実測値」と呼ぶ)を教師信号として学習する。この関数近似モデル51を十分学習させた状態では、入力信号に対して関数近似モデル51が出力信号として出力した予測値と実測値との間に大きな誤差が発生する原因として、以下の4つが考えられる。

1. 下水処理プロセスの特性変化
2. 関数近似モデル51の未学習領域の入力信号の入力
3. 関数近似モデル51の内部故障
4. 溶存酸素濃度センサ不良(ノイズ混入)

このうち、「1. 下水処理プロセスの特性変化」では、学習データ保存部55に保存されている学習データは古い特性を表しているので消去し、誤差が発生している新しい観測データを学習データとして保存することで、関数近似モデル51の学習を行う必要がある。また、

「2. 関数近似モデル51の未学習領域の入力信号の入力」では、学習領域を広げるために誤差が発生している新しい観測データを学習データに追加しなければならない。

【0098】また、「3. 関数近似モデル51の内部故障」では、関数近似モデル51の一部が故障した場合には、学習によって健常部分が故障部分を補う必要があるが、このような学習に使うデータを学習データに追加する必要はない。また、「4. 溶存酸素濃度センサ不良(ノイズ混入)」の場合は、正しい予測が行われているのに、間違った教師信号が与えられ学習が行われてしまう恐れがあるので、このデータは学習データにしない方がよい。

【0099】〔2-4. 処理の全体〕このように誤差の発生原因に応じて違った処理を行うために、第2実施例の判断部52は、次のような判断を行う。まず、判断部52には、予測値

【数22】

$$\hat{DO}_{n+1}$$

と実測値 DO_{n+1} と、学習データ保存部55に保存されている学習データ(Q_{aerk} , Q_{infk} , DO_{k+1})と関数近似モデル51からの出力信号

【数23】

$$\hat{DO}_{k+1}$$

が入力される。

【0100】これらの情報を受け取った判断部52では、関数近似モデル51の出力信号である予測値と実測値との間に予め定めた値以上の誤差が発生したと判定され、その原因が上に述べた「1.」にあると判定されると、学習データ保存部55に対して、消去司令SDと保存司令SSが出力され、原因が「2.」と判定されると保存司令SSが出力される。

【0101】一方、学習データ保存部55は、判断部52から保存司令SSを受け取ると、判断の対象となった観測データについて、曝気風量 Q_{aern} 、下水流入量 Q_{infn} 、溶存酸素濃度 DO_n を入力信号とし、単位時間後の溶存酸素濃度 DO_{n+1} を教師信号とする学習データとして保存する。また、学習データ保存部55は判断部52から消去司令SDを受け取ると、その時点まで学習データとして保存されていたデータを消去する。

【0102】また、学習部53は、学習データ保存部55から保存されている学習データを受け取り、受け取った学習データを使って学習計算を行うことでパラメータWの修正量 ΔW を計算し、計算した修正量 ΔW を関数近似モデル51に出力する。そして、この修正量 ΔW を学習部53から受け取った関数近似モデル51は、受け取った修正量 ΔW を使ってパラメータWを修正する。

【0103】〔2-5. 判断部での判断〕続いて、上に述べたような判断を行う判断部52の具体的な構成を図11に示す。この判断部52では、データ記憶部513に実測値 DO_{n+1} が入力され、記憶され、使うときに取り出される。

【0104】〔2-5-1. 誤差が発生したことの判定〕この判断部52が上に述べたような判断を行うときは、まず、誤差発生判定部514は、実測値 DO_{n+1} と予測値

【数24】

$$\hat{DO}_{n+1}$$

を受け取り、実測値 DO_{n+1} と予測値

【数25】

$$\hat{DO}_{n+1}$$

との差がある値より大きくなると、誤差が発生したと判定し、誤差発生信号を出力する。

【0105】〔2-5-2. ノイズの判定〕ノイズ判定部515は、この誤差発生信号を受け取ると、データ記憶部513から実測値の一定時間前からの時系列情報

(DO_{n-m} , DO_{n-m+1} , ..., DO_n) (m は正の整数)

を受け取り、制御量センサの不良などによるノイズが実測値に混入していないかを判定する。このようにノイズ判定部15が制御量センサの不良を判定する例としては、実測値の一定時間前からの時系列情報の周波数成分を分析し、ノイズと考えられる周波数成分が検出されたときに制御量センサが不良と判定するなどが考えられ

る。

【0106】〔2-5-3. 関数近似モデルの故障の判定〕また、関数近似モデル故障判定部22は、誤差発生判定部514からの誤差発生信号を受け取ると、学習データ保存部55から、学習データの入力信号（ Q_{aerk} 、 Q_{infk} 、 DO_k ）と関数近似モデル51の出力値

【数26】

$$\bar{DO}_{k+1}$$

を受け取り、関数近似モデル51に故障が発生しているかを判定する。

【0107】このように関数近似モデル故障判定部22が故障を判定する方法の具体例としては、例えば、学習データの入力信号（ Q_{aerk} 、 Q_{infk} 、 DO_k ）を関数近似モデル51に入力し、関数近似モデル51の出力信号と、与えた入力信号に対応する過去の出力信号

【数27】

$$\bar{DO}_{k+1}$$

を比較することにより、関数近似モデル51に故障が発生しているかを判定する方法が考えられる。

【0108】〔2-5-4. 特性変化の判定〕また、下水処理プロセス特性変化判定部23は、誤差発生判定部514から誤差発生信号を受け取ると、学習データ保存部55から学習データ（ Q_{aerk} 、 Q_{infk} 、 DO_k 、 DO_{k+1} ）を受け取り、下水処理プロセス21の特性が変化したかを判定する。このように下水処理プロセス特性変化判定部23が特性変化を判定する方法の例としては、例えば、現在の下水流入量 Q_{infn} 、溶存酸素濃度 DO_n に近い学習データを見つけて、その学習データの入力信号の曝気風量 Q_{aerk} を下水処理プロセス21に入力し、単位時間後の溶存酸素濃度 DO_{n+1} と教師信号 DO_{k+1} を比較することにより、下水処理プロセス21の特性変化を判定する方法などが考えられる。

【0109】〔2-5-5. 原因の最終的な判定〕そして、原因判定部517では、ノイズ判定部515、関数近似モデル故障判定部22、下水処理プロセス特性変化判定部23が上に述べたような判定を行った個々の判定結果に基づいて、誤差発生の原因を最終的に判定する。そして、原因判定部517は、下水処理プロセス21の特性変化が原因と判定されると消去司令 SD と保存司令 SS を学習データ保存部55に対して出力し、未学習の入力信号が入力されたと判定されると、保存司令 SS を学習データ保存部55に対して出力する。

【0110】〔2-6. 効果〕以上のような第2実施例では、雨が降って流れ込む水の量が増え、水中のゴミがセンサに付くなどして観測データにノイズが混じっても正しい制御が可能になる。具体的には、まず、下水処理プロセス21では、通常、下水流入量はほぼ一定で、水

質も安定しているため、曝気風量を一定値にしておけば、溶存酸素濃度を一定値に制御することができる。しかし、降雨が発生すると、下水流入量が急激に増加し下水水質も変化するため、溶存酸素濃度を一定値に制御することが難しくなる。従って、関数近似モデル51による溶存酸素濃度予測では、降雨時の下水流入量が大きく変動する場合に溶存酸素濃度を正確に予測できることが重要である。

【0111】しかし、観測される多くのデータは下水流入量が一定のデータであり、そのようなデータばかりを学習しても降雨時の溶存酸素濃度を正確に予測することはできない。これに対して、第2実施例では、予測値に誤差が発生した場合のデータを学習データとして保存し、学習に利用する。このため、下水流入量が一定のありふれたデータが多く観測されても、誤差が小さく予測結果が正しければそのようなありふれたデータが学習に利用されることはない。

【0112】逆に、降雨時の下水流入量が大きく変動する場合、溶存酸素濃度予測に誤差が発生すると、学習データとしてデータを保存し、学習に繰り返し利用することによって、降雨時の溶存酸素濃度を正確に予測できるようになる。

【0113】また、第2実施例で示したような下水処理プロセスで使う溶存酸素濃度センサは処理水中に設置されているため、ゴミが付着しやすく、観測データにノイズが混入しやすい。この場合、ノイズが混入した観測データを学習データとすると間違った学習が行われることになるが、第2実施例では、判断部52によって溶存酸素濃度予測の誤差の原因を解析し、その原因によって学習データに採用するかを判断するので、ノイズが混入した観測データが学習に利用されることはなくなる。

【0114】〔3. 第3実施例〕第3実施例は、第2実施形態を、手書き文字認識システムに適用することにより具体化したものである。

〔3-1. 神経回路モデルの構成〕まず、図12は関数近似モデル61が多層型神経回路モデルで構成されている場合について、神経回路モデルの一例を示す図である。この例では、神経回路モデルの入力層7を構成する各素子は、それぞれ文字入力部24のメッシュ25の1つずつに対して一対一に対応しており、対応しているメッシュ25内が、文字の一部となっている線でどのくらいの割合が塗りつぶされているかという面積比が入力されるようになっている。例えば、入力層で、あるメッシュに対応する素子には、文字を構成している線でそのメッシュ全体が塗りつぶされていれば1.0が入力され、そのメッシュに全く線が通っていないければ0.0が入力される。

【0115】また、出力層9は10個の素子から構成され、出力層9の各素子は各々“0”から“9”の文字に対応している。そして、入力層7の各素子と出力層9の

各素子との間には、中間層 8 の素子があり、入力層 7 のすべての素子から中間層 8 のすべての素子に対して、結合が張られ、各結合には結合荷重値が設定されている。同様に、中間層 8 の全ての素子から出力層 9 の全ての素子に対しても、結合があり、結合荷重値が設定されている。入力層 7 の素子が出す出力信号は結合荷重値が乗算され、中間層 8 の素子に入力信号として伝えられる。同じように、中間層 8 の素子が出す出力信号は結合荷重値が乗算され、出力層 9 の素子に入力信号として伝えられる。

【0116】この神経回路を、例えば、文字入力部 24 に「0」が書かれると「0」に対応する素子が 1、その他の出力素子は 0 を出力するように学習する。ただし、認識時には、入力された文字に対して、出力値が最大の出力素子に対応している文字が認識されたと解釈する。

【0117】〔3-2. 手書き文字認識システムの構成〕図 13 は、上に述べた神経回路モデルにより構成された関数近似モデル 61 を含む第 3 実施例の手書き文字認識システムについて、その構成を示す機能ブロック図である。この第 3 実施例では、関数近似モデル 61 は、ユーザ 26 が与えられたそれぞれの文字をどのように認識するかを、入出力の関係として学習する。なお、図 13 に示したユーザ 26 は、説明のために示しただけで、本発明の必須の構成要件なわけではない。

【0118】この第 3 実施例では、与えられた文字と、この文字をユーザがどの文字として認識したかという答えとの組が、観測データとなる。また、第 3 実施例は、学習データを保存するための学習データ保存部 65 を備えている。そして、与えられた文字に対する関数近似モデル 61 による出力信号すなわち認識結果と、同じ文字に対してユーザが認識した結果とが違っているとき、判断部 62 が、観測データを学習データとして保存すべきか、また、既に保存されている学習データを消去すべきかを判断し、学習データ保存部 65 は、この判断にしたがって学習データの保存や消去を行う。

【0119】〔3-3. 処理の全体〕この第 3 実施例では、図 13 に示すように、ユーザ 26 が文字入力部 24 に書いた文字パターン U_n が関数近似モデル 61 に入力され、関数近似モデル 61 から認識結果

【数 28】

$$\tilde{X}_n$$

が出力される。ユーザ 26 はこの認識結果

【数 29】

$$\tilde{X}_n$$

が間違っていると判断すると、正しい認識結果 X_n をシステムに入力し、関数近似モデル 61 は正しい認識結果 X_n を教師信号として学習する。

【0120】〔3-4. 考えられる誤差の発生原因〕こ

のシステムにおいて、認識時に関数近似モデル 61 の認識結果に間違いが発生する原因として、以下の 4 つが考えられる。

1. ユーザの変更（認識基準の変更を含む）
2. 関数近似モデル 61 の未学習領域の文字パターンの入力
3. 関数近似モデル 61 の内部故障
4. ユーザの認識ミス

このうち、「1. ユーザの変更」では、ユーザ 26 が別の人になったり、同じ人でも認識の基準が変わることにより、例えば数字の 1 と 7 のどちらとも読めるような文字パターンについての認識結果が変わることがあるので、ユーザ 26 に合わせた認識ができるように学習しなければならない。この場合、学習データ保存部 65 に保存されている学習データは以前のユーザ 26 の特性を表しているので消去し、この新しいデータを学習データとして保存し、関数近似モデル 61 の学習を行う必要がある。

【0121】また、「2. 関数近似モデル 61 の未学習領域の文字パターンの入力」では、学習領域を広げるためにこのデータを学習データに追加しなければならない。また、「3. 関数近似モデル 61 の内部故障」では、関数近似モデル 61 の一部が故障した場合には、学習によって健全部分が故障部分を補う必要があるが、このデータを学習データに追加する必要はない。また、「4. ユーザの認識ミス」の場合は、正しい認識が行われているのに、間違った教師信号が与えられ学習が行われてしまう恐れがあるので、このデータは学習データにしない方がよい。

【0122】〔3-5. 判断部による判断〕このように、誤差の発生原因に応じて違った対応をするために、判断部 62 では次のような判断を行う。つまり、文字パターン U_n と関数近似モデル 61 からの出力信号

【数 30】

$$\tilde{X}_n$$

とユーザ 26 の認識結果 X_n と、学習データ保存部 65 に保存されている、学習データ (U_k, X_k) と、関数近似モデル 61 からの出力信号

【数 31】

$$\tilde{X}_k$$

が与えられると、判断部 62 は、関数近似モデル 61 からの出力信号

【数 32】

$$\tilde{X}_n$$

とユーザ 26 の認識結果 X_n に違いがあるかどうかを判断し、違いがあればその原因が上記「1.」～「4.」のどれであることを判定する。

【0123】そして、判断部62では、その原因が上に述べた「1.」と判定されると、消去司令SDと保存司令SSが学習データ保存部65に対して出力され、原因が「2.」と判定されると学習データ保存部65に対して保存司令SSが出力される。

【0124】学習データ保存部65は、判断部62から保存司令SSを受け取ると、文字パターンUを入力信号、ユーザ26の認識結果Xを教師信号とする学習データとして保存する。また、学習データ保存部65は、判断部62から消去司令SDを受け取ると、学習データとして保存されているデータを消去する。そして、学習部63は学習データ保存部65から学習データを受け取って学習計算を行い、パラメータWの修正量ΔWを関数近似モデル61に出力する。この場合、関数近似モデル61は学習部63から渡されたパラメータ修正量ΔWを用い、パラメータWを修正する。

【0125】〔3-5-1. 誤差発生の判定〕図14は、このような判断を行う判断部62の具体的な構成を示す機能ブロック図である。すなわち、誤差発生判定部614は、関数近似モデル61による認識結果

【数33】

$$\hat{X}_n$$

とユーザ26による認識結果Xnを受け取り、認識結果

【数34】

$$\hat{X}_n$$

とユーザ26の認識結果Xnが異なると誤差が発生したと判定し、誤差発生信号を出力する。

【0126】〔3-5-2. ユーザによる認識ミスの判定〕ユーザ認識ミス判定部27は、この誤差発生信号を受け取ると、文字パターンUnとユーザ26の認識結果Xnからユーザ26の認識にミスがあるかを判定する。このようにユーザ認識ミス判定部27が判定を行う方法の一例としては、例えば、文字パターンUnを表示してユーザ26に再度認識させ、認識結果を前回の認識結果Xnと比較することにより、ユーザ26の認識ミスを判定するなどが考えられる。

【0127】〔3-5-3. 関数近似モデルの故障の判定〕また、関数近似モデル故障判定部22は、誤差発生判定部614から誤差発生信号を受け取ると、学習データ保存部65に保存されている学習データの入力信号Ukと、この入力信号に対する関数近似モデル61の認識結果

【数35】

$$\hat{X}_k$$

から、関数近似モデル61に故障が発生しているかを判定する。このように関数近似モデル故障判定部22が関数近似モデル61に故障が発生しているか判定する方法

の一例は、例えば、学習データの入力信号Ukを関数近似モデル61に投入し、関数近似モデル61による認識結果

【数36】

$$\hat{X}_k$$

と、与えた入力信号Ukに対応して関数近似モデル61が過去に出力した出力信号とを比較することにより、関数近似モデル61の故障を判定する方法が考えられる。

【0128】〔3-5-4. ユーザ変更の判定〕また、ユーザ変更判定部28は、誤差発生判定部614から誤差発生信号を受け取ると、学習データ保存部65から学習データ(Uk, Xk)を受け取り、この学習データを使って、ユーザ26が変更したかを判定する。このようにユーザ変更判定部28が、ユーザ26が変わったかを判定する方法の一例は、例えば、学習データ(Uk, Xk)の文字パターンUkを表示してユーザ26に認識させ、認識結果を同じ学習データに含まれている認識結果Xkと比較することにより、ユーザ26の変更を判定する方法が考えられる。

【0129】〔3-5-5. 原因の最終的な判定〕原因判定部617では、このように個々のユーザ認識ミス判定部27、関数近似モデル故障判定部22、ユーザ変更判定部28が判定を行った判定結果に基づいて、誤差発生の原因を最終的に判定する。そして、この判定の結果、ユーザ変更が誤差の原因と判定されると消去司令SDと保存司令SSが出力され、未学習の入力信号が入力されたと判定されると、保存司令SSが出力される。

【0130】〔3-6. 効果〕以上のように、第3実施例では、与えられた文字に対して関数近似モデルが出力した認識結果とユーザによる認識結果との違いに対して、原因を判別して原因に応じた適切な処理が行われるので、正しい効率的な学習によって手書き文字の認識精度が効果的に改善される。

【0131】〔4. 他の実施の形態及び実施例〕なお、本発明は、上に述べた各実施形態及び実施例に限定されるものではなく、次に例示するような他の実施形態も含むものである。例えば、本発明は、上に述べた人工衛星や汚水処理以外の分野に適用することもでき、どのように適用するかも自由である。また、関数近似モデルの形式も神経回路モデルには限定されず、学習計算のアルゴリズムも誤差逆伝搬学習法には限定されない。

【0132】また、誤差に関する判断に使う「予め決めた基準値」は、一定の具体的な数値に固定する必要はなく、関数近似モデルの形式、近似する対象の状態や時刻などに応じて、予め決めた基準にしたがって変わるようにしてもよい。また、予め決めた時間の間に得られた複数の信号に基づいて判断を行う場合、複数の種類の信号を判断に使うこともできるし、信号を一定の間隔でサンプリングして使うこともできる。

【0133】

【発明の効果】以上説明したように、本発明によれば、学習するデータを選ぶことで、重要なデータの学習結果を忘れたり間違ったデータを学習することなく、偏りなく効率よく関数近似モデルを学習させることができる。

【図面の簡単な説明】

【図1】本発明の第1実施形態の構成を示す機能ブロック図。

【図2】本発明の第1実施形態における処理手順を示すフローチャート。

【図3】本発明の第2実施形態の構成を示す機能ブロック図。

【図4】本発明の第2実施形態における処理手順を示すフローチャート。

【図5】本発明の第3実施形態における3層型の神経回路モデルを示す図。

【図6】本発明の第1実施例において、XY平面上を移動する人工衛星を示す図。

【図7】本発明の第1実施例の構成を示す機能ブロック図。

【図8】本発明の第1実施例における判断部の構成を具体的に示す機能ブロック図。

【図9】本発明の第2実施例における下水処理プロセスの曝気槽を概略的に示す図。

【図10】本発明の第2実施例の構成を示す機能ブロック図。

【図11】本発明の第2実施例における判断部の構成を具体的に示す機能ブロック図。

【図12】本発明の第3実施例における神経回路モデルを概念的に示す図。

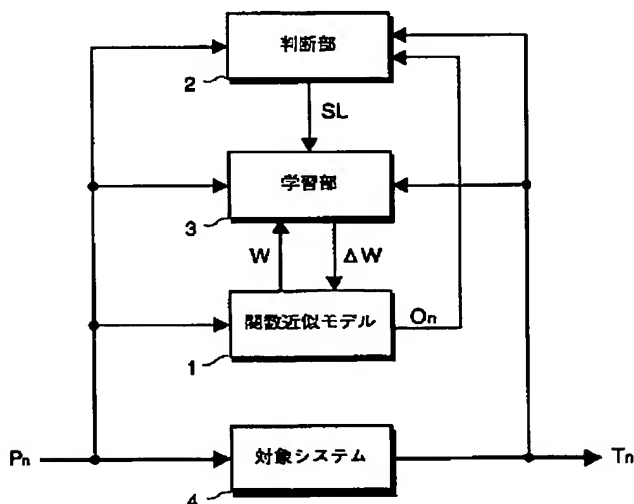
【図13】本発明の第3実施例の構成を示す機能ブロック図。

【図14】本発明の第3実施例における判断部の構成を具体的に示す機能ブロック図。

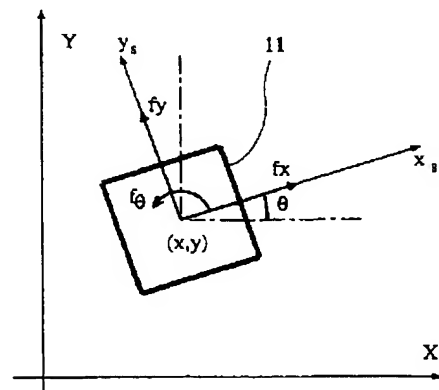
【符号の説明】

- 1, 41, 51, 61…関数近似モデル
- 2, 202, 42, 52, 62…判断部
- 3, 302, 43, 53, 63…学習部
- 4…対象システム
- 5, 55, 65…学習データ保存部
- 6…神経回路モデル
- 7…入力層
- 8…中間層
- 9…出力層
- 10…神経素子
- 11…人工衛星
- 12…フィードバック制御器
- 413, 513…データ記憶部
- 414, 514, 614…誤差発生判定部
- 415, 515…ノイズ判定部
- 416…フィードバック制御器故障判定部
- 417, 517, 617…原因判定部
- 18…曝気槽
- 19…ブロー
- 20…流入量計
- 21…下水処理プロセス
- 22…関数近似モデル故障判定部
- 23…下水処理プロセス特性変化判定部
- 24…文字入力部
- 25…メッシュ
- 26…ユーザ
- 27…ユーザ認識ミス判定部
- 28…ユーザ変更判定部

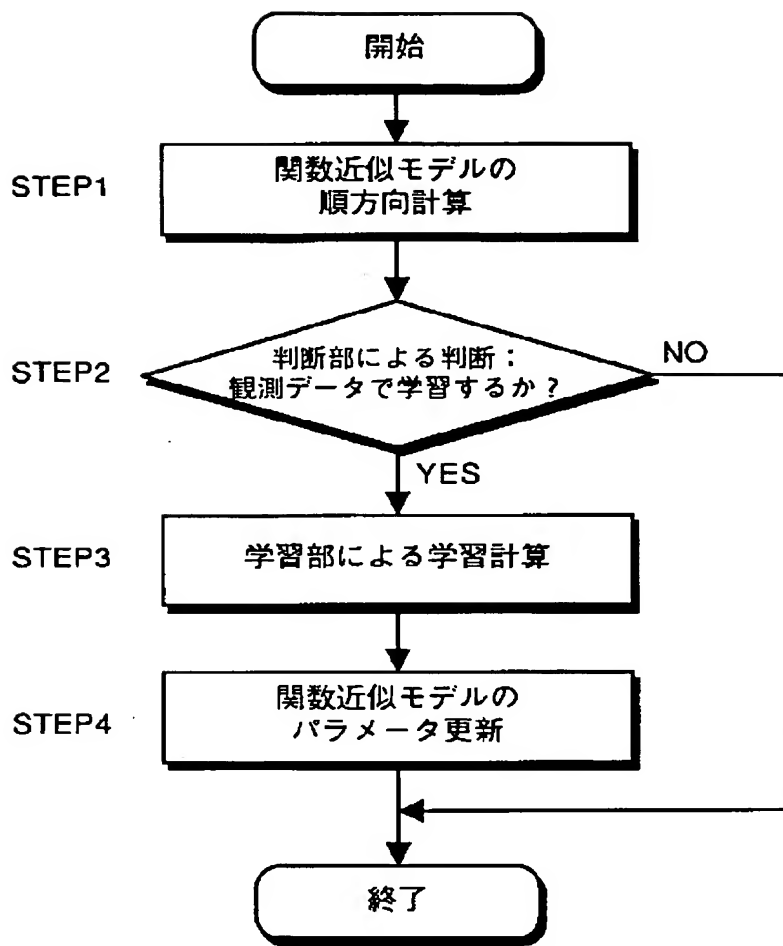
【図1】



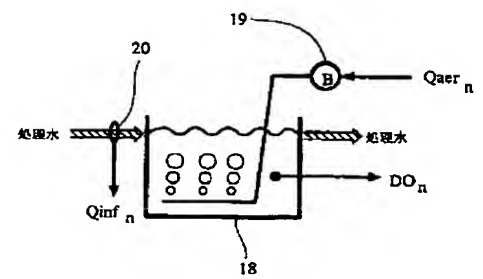
【図6】



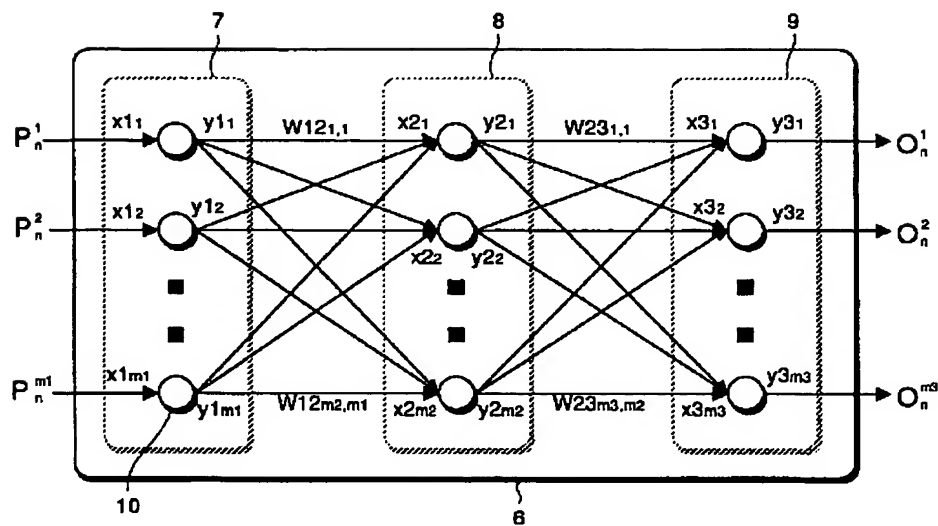
【図 2】



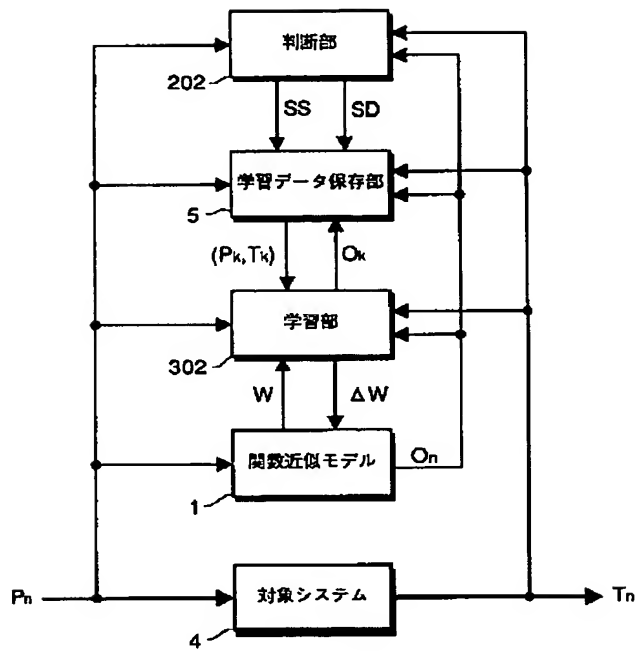
【図 9】



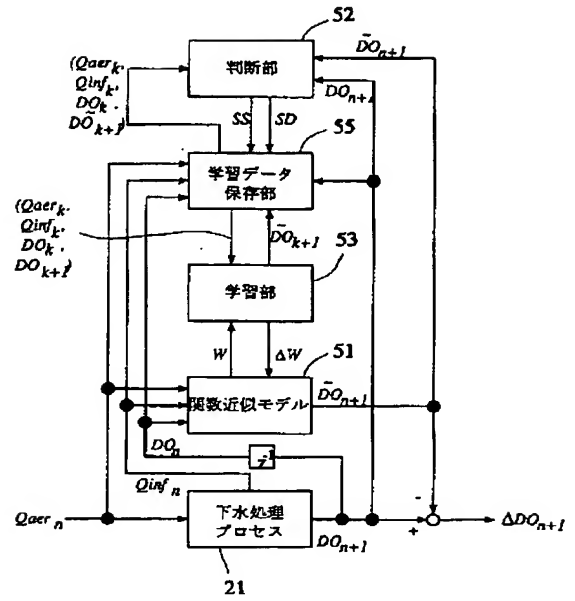
【図 5】



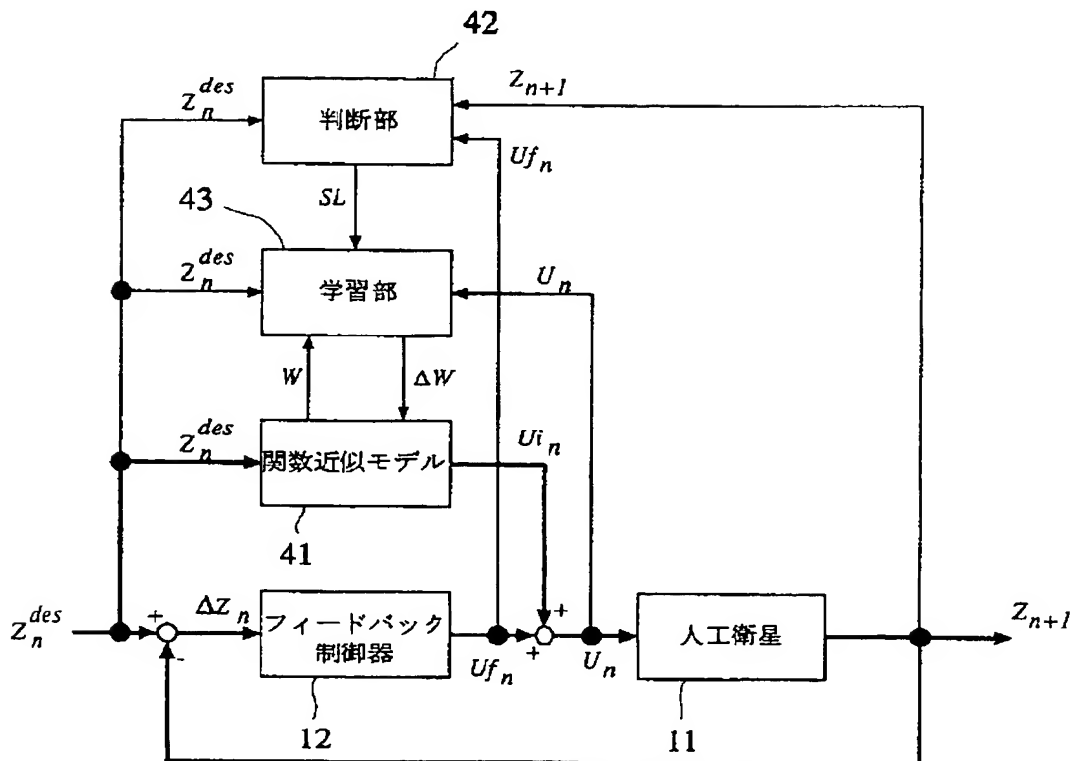
【図 3】



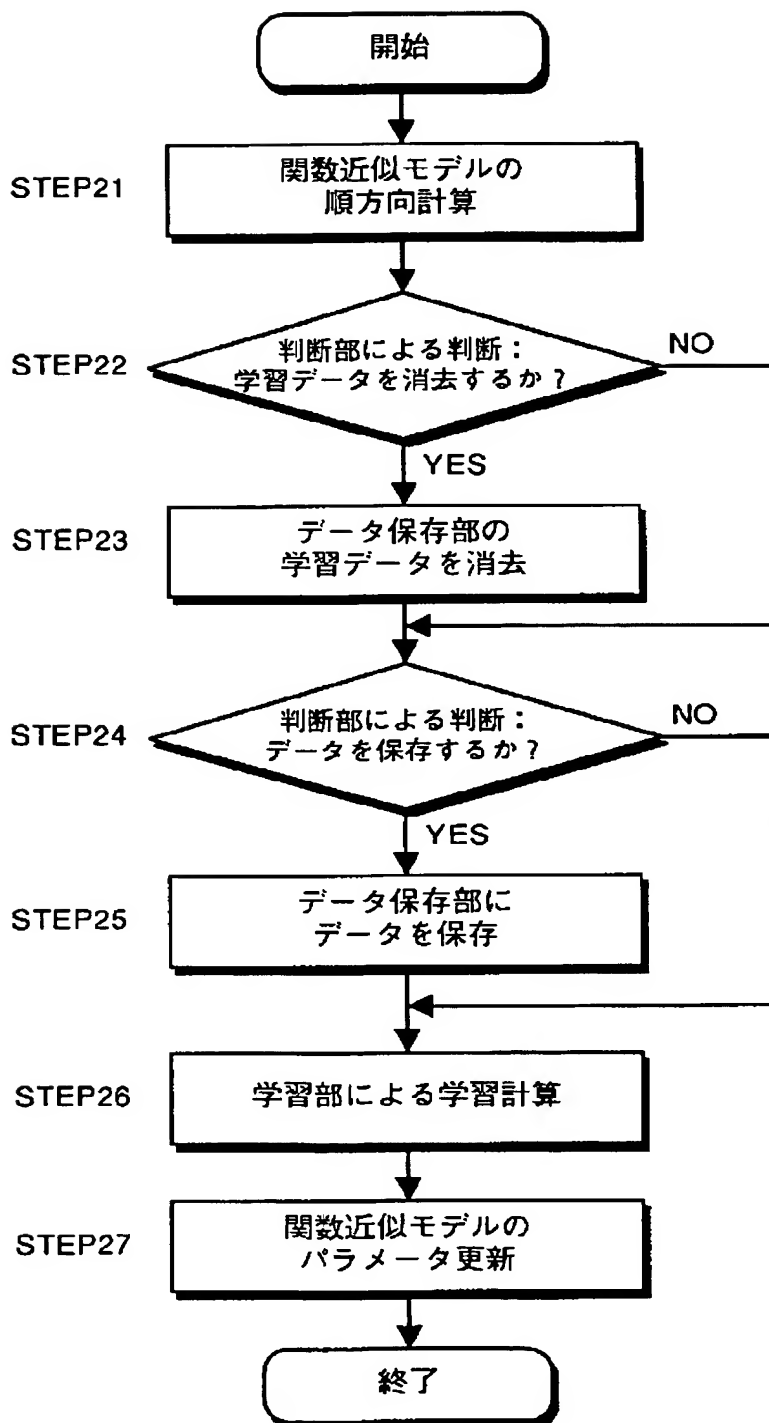
【図 10】



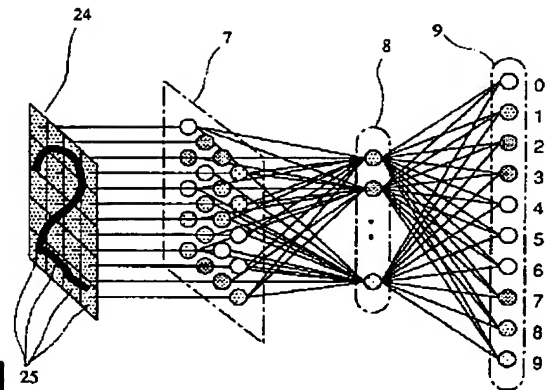
【図 7】



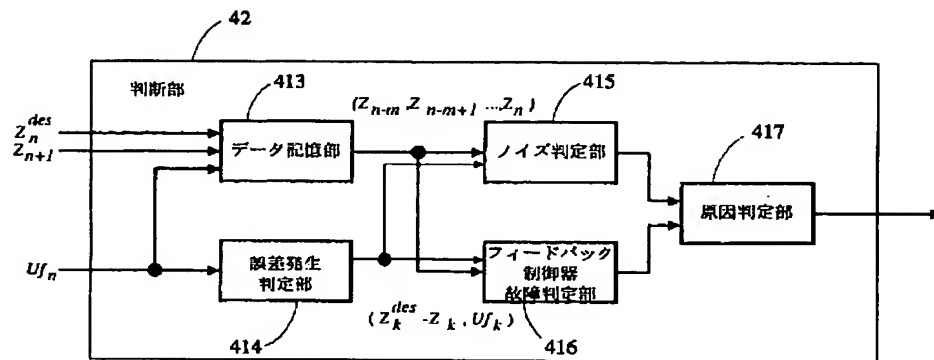
【図 4】



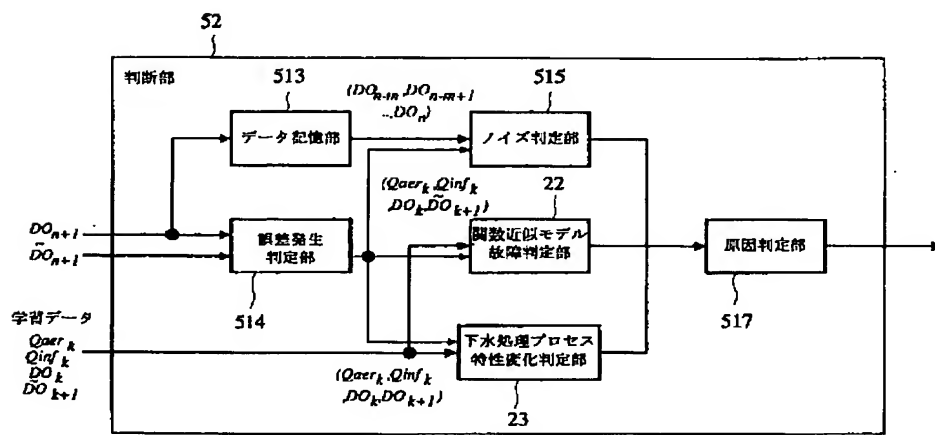
【図 12】



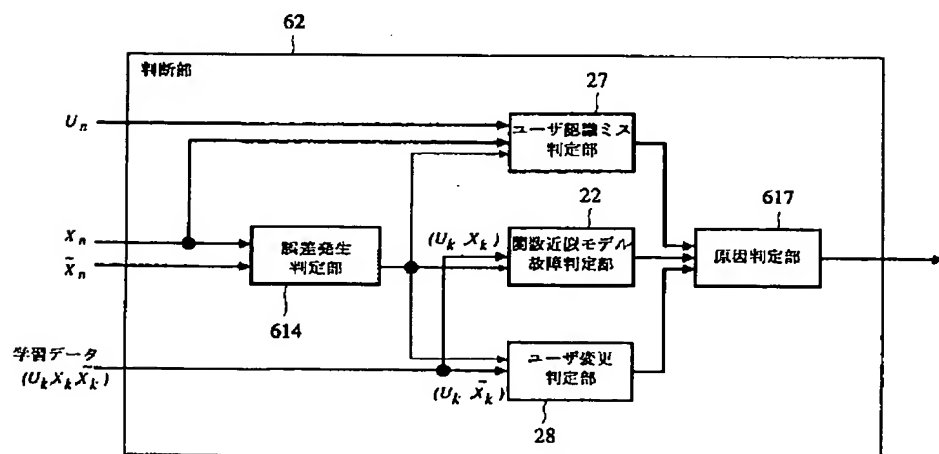
【図 8】



【図 11】



【図 14】



【図 13】

